



**PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI PERAMALAN DENGAN METODE  
*AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN* DAN  
*METODE FUZZY TIME SERIES SAXENA EASO***

**(Studi Kasus: Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat)**

**CHATRINE VALENCIA GLORIA MONTOLALU  
H051201056**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR  
2024**

**PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI PERAMALAN DENGAN METODE  
*AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN* DAN  
*METODE FUZZY TIME SERIES SAXENA EASO***

**(Studi Kasus: Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat)**

**CHATRINE VALENCIA GLORIA MONTOLALU  
H051201056**

Skripsi

sebagai salah satu syarat untuk mencapai gelar sarjana

Program Studi Statistika

pada

**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS HASANUDDIN  
MAKASSAR  
2024**

**SKRIPSI****PERBANDINGAN TINGKAT AKURASI PERAMALAN DENGAN METODE  
AVERAGE BASED FUZZY TIME SERIES MARKOV CHAIN DAN  
METODE FUZZY TIME SERIES SAXENA EASO****(Studi Kasus: Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat)****CHATRINE VALENCIA GLORIA MONTOLALU****H051201056**

Skripsi,

telah dipertahankan di depan Panitia Ujian Sarjana Statistika pada 12 Agustus  
2024 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

pada



Program Studi Statistika  
Departemen Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Universitas Hasanuddin  
Makassar

Mengesahkan:  
Pembimbing tugas akhir,

Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si  
NIP. 196209261987022001

Mengetahui:  
Ketua Program Studi,

Dr. Anna Islamiyah, S.Si., M.Si.  
NIP. 197408082005012002

## PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa, skripsi berjudul "Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan Dengan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* Dan Metode *Fuzzy Time Series Saxena Easo* (Studi Kasus: Nilai Tukar Rupiah Terhadap Dolar Amerika Serikat)" adalah benar karya saya dengan arahan dari pembimbing Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si. Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka skripsi ini. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa sebagian atau keseluruhan skripsi ini adalah karya orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut berdasarkan aturan yang berlaku.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta (hak ekonomis) dari karya tulis saya berupa skripsi ini kepada Universitas Hasanuddin.

Makassar, 12-Agustus-2024



Chatrine Valencia Gloria Montolalu  
H051201056

## UCAPAN TERIMA KASIH

Puji syukur kepada Tuhan Yesus Kristus atas kasih dan penyertaan-Nya yang senantiasa menyertai dan menuntun penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan dengan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* dan Metode *Fuzzy Time Series Saxena Easo* (Studi Kasus: Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat)”. Penulisan skripsi ini dilakukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Statistika pada Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Hasanuddin.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah membantu dan turut mengambil peran dalam setiap proses yang dilewati sampai saat ini. Penghargaan yang tulus dan ucapan terima kasih sebesar-besarnya kepada kedua orang tua tersayang **Papa** dan **Mama** yang telah membimbing, memberikan dukungan, doa serta cinta kasihnya dengan tulus hati untuk penulis. Begitu pula kepada **Kakak** terkasih yang selalu memberikan semangat dalam proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih juga kepada **seluruh keluarga besar** yang selalu memberikan dukungan dan doa bagi penulis. Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya juga disampaikan kepada:

1. Bapak **Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc.** selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta jajarannya.
2. Bapak **Dr. Eng. Amiruddin, S.Si., M.Si.** selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta jajarannya.
3. Ibu **Dr. Anna Islamiyati, S.Si., M.Si.** selaku Ketua Program Studi Statistika Universitas Hasanuddin.
4. Ibu **Prof. Dr. Dr. Georgina Maria Tinungki, M.Si.**, selaku pembimbing tugas akhir yang telah banyak meluangkan waktu dan tenaga serta dengan penuh kesabaran membimbing penulis dalam penyelesaian skripsi ini.
5. Ibu **Dr. Erna Tri Herdiani, S.Si., M.Si.** selaku dosen penguji pertama sekaligus dosen penasehat akademik dan Bapak **Drs. Raupong, M.Si.**, selaku penguji kedua yang telah memberikan pengetahuan, saran dan kritik dalam penyempurnaan penyusunan skripsi ini.
6. **Seluruh Dosen dan Staff Departemen Statistika** yang telah memberikan banyak ilmu dan bantuan selama masa perkuliahan.
7. Sahabat terkasih penulis sejak SMA **Midnight Fighters** yang selalu memberikan dukungan dan semangat dari jauh.
8. Sahabat tercinta “Waffle Ubi Squad”: **Aeron, Cynthia, Peby dan Ryval** yang selalu mendengarkan keluh kesah dan membersamai penulis di masa perkuliahan khususnya dalam penyusunan skripsi ini.
9. Sahabat seperjuangan “Orang Baik”: **Asi, Angel, Chealsea, Gio, Jummi, Merlia, Nital, Sepri, Yefan, Yonas, dan Yudi** yang selalu membersamai penulis dalam suka maupun duka serta memberikan canda tawa dalam masa perkuliahan, terima kasih untuk semua kebersamaan dan dukungannya.

10. Teman-teman KKN Suloara Cemara: **Cika, Elza, Elvin, Key, Mira, Salgus, Ucup, dan Ugga** atas segala pengalaman baru dan cerita seru yang diperoleh mulai dari proses KKN hingga saat ini.
11. **GMKI Komisariat FMIPA Unhas** yang telah menjadi wadah pelayanan dan memberikan banyak kenangan serta pembelajaran berharga bagi penulis.
12. Teman-teman **Statistika 2020** atas segala kerja sama dan kebersamaannya selama masa perkuliahan.
13. Terima kasih untuk diri sendiri, karena telah berjuang dan berusaha keras melewati begitu banyak suka dan duka di masa perkuliahan serta mampu menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan, sehingga saran dan kritik yang membangun diharapkan oleh penulis untuk perbaikan dan pengembangan penelitian lebih lanjut. Akhir kata, semoga hasil penelitian ini dapat bermanfaat bagi banyak pihak. Terima kasih.

Penulis,



Chatrine V. G. Montolalu

## ABSTRAK

CHATRINE VALENCIA GLORIA MONTOLALU. **Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan dengan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* dan Metode *Fuzzy Time Series Saxena Easo* (Studi Kasus: Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat)** (dibimbing oleh Georgina Maria Tinungki).

**Latar Belakang.** Penelitian ini membandingkan akurasi hasil peramalan Metode *Average Based Fuzzy Time Series (FTS) Markov Chain* dengan Metode FTS *Saxena Easo* pada data nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat. **Tujuan.** Ini dilakukan untuk memperoleh model peramalan nilai tukar yang penting bagi pelaku pasar keuangan dalam penentuan strategi transaksi. **Metode.** Metode *Average Based FTS Markov Chain* merupakan penggabungan dari konsep rantai Markov dengan metode *average based* yang menerapkan penentuan interval berbasis rata-rata dalam peramalannya. Terdapat juga metode FTS *Saxena Easo* yang meramalkan data dengan penentuan interval *fuzzy* berdasarkan jumlah frekuensi. Kedua metode ini diaplikasikan pada data nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat periode 26 April 2023-26 April 2024 yang dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing*. **Hasil.** Hasil peramalan menggunakan *Average Based FTS Markov Chain* memiliki nilai MAPE sebesar 0.1317% dan nilai RMSE sebesar 30.37. Pada FTS *Saxena Easo* memiliki nilai MAPE sebesar 0.0224% dan nilai RMSE sebesar 4.717. Semakin kecil nilai MAPE dan RMSE maka akurasi hasil peramalan semakin tinggi. **Kesimpulan.** Dapat disimpulkan bahwa metode FTS *Saxena Easo* lebih baik dibandingkan dengan metode *Average Based FTS Markov Chain* untuk meramalkan data nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat.

Kata Kunci: Nilai Tukar, Rupiah, dolar Amerika Serikat, *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain*, *Fuzzy Time Series Saxena Easo*, *Mean Absolute Percentage Error*, *Root Mean Square Error*

## ABSTRACT

CHATRINE VALENCIA GLORIA MONTOLALU. **Comparison of Forecasting Accuracy Level with Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain Method and Fuzzy Time Series Saxena Easo Method (Case Study: Rupiah Exchange Rate against US Dollar)** (supervised by Georgina Maria Tinungki).

**Background.** This research compares the accuracy of the forecasting results of the Average-Based Fuzzy Time Series Method (FTS) Markov Chain Method with the FTS Saxena Easo Method on the exchange rate of the rupiah against United States dollar data. **Aims.** This is done to obtain an exchange rate forecasting model that is important for financial market players in determining transaction strategies. **Methods.** The Average-Based FTS Markov Chain method combines the Markov chain concept with the average-based method that applies average-based interval determination in its forecasting. There is also the FTS Saxena Easo method that forecasts data by determining fuzzy intervals based on the number of frequencies. frequency. Both methods are applied to data on the rupiah exchange rate against the United States dollar for the period April 26, 2023-April 26, 2024 which is divided into 70% data training and 30% data testing. **Results.** The forecasting results using the Average-Based FTS Markov Chain have a MAPE value of 0.1317% and an RMSE value of 30.37. The FTS Saxena Easo has a MAPE value of 0.0224% and an RMSE value of 4.717. The smaller the MAPE and RMSE values, the higher the accuracy of the forecasting results. **Conclusion.** It can be concluded that the FTS Saxena Easo method is better than the Average Based FTS Markov Chain method for forecasting the rupiah exchange rate against United States dollar data.

Keywords: Exchange Rate, Rupiah, United States Dollar, Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain, Fuzzy Time Series Saxena Easo, Mean Absolute Percentage Error, Root Mean Square Error

## DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL .....	i
HALAMAN PENGANTAR .....	ii
HALAMAN PENGESAHAN .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
UCAPAN TERIMA KASIH .....	v
ABSTRAK .....	vii
ABSTRACT .....	viii
DAFTAR ISI .....	ix
DAFTAR TABEL .....	xi
DAFTAR GAMBAR .....	xii
DAFTAR LAMPIRAN .....	xiii
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Tujuan dan Manfaat .....	2
1.3 Batasan Masalah .....	3
1.4 Landasan Teori .....	3
1.4.1 Peramalan .....	3
1.4.2 Data Deret Waktu .....	4
1.4.3 Logika <i>Fuzzy</i> .....	4
1.4.4 Himpunan <i>Fuzzy</i> .....	5
1.4.5 <i>Fuzzy Time Series</i> .....	5
1.4.6 <i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i> .....	6
1.4.7 <i>Fuzzy Time Series Saxena Easo</i> .....	9
1.4.8 <i>Mean Absolute Percentage Error (MAPE)</i> .....	11
1.4.9 <i>Root Mean Square Error (RMSE)</i> .....	11
1.4.10 Nilai Tukar Rupiah .....	12
BAB II METODE PENELITIAN .....	13
2.1 Sumber Data .....	13

2.2 Tahapan Penelitian .....	13
<b>BAB III HASIL DAN PEMBAHASAN .....</b>	<b>15</b>
3.1 Analisis Deskriptif .....	15
3.2 Metode <i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i> .....	16
3.3 Metode <i>Fuzzy Time Series Saxena Easo</i> .....	24
3.4 Perbandingan Hasil Peramalan Metode <i>Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain</i> dan Metode <i>Fuzzy Time Series Saxena Easo</i> .....	30
<b>BAB IV KESIMPULAN .....</b>	<b>32</b>
4.1 Kesimpulan.....	32
4.2 Saran.....	32
DAFTAR PUSTAKA.....	33
LAMPIRAN .....	35

## DAFTAR TABEL

Nomor Urut	Halaman
Tabel 1. Basis Interval .....	7
Tabel 2. Kriteria Peramalan Berdasarkan Nilai MAPE.....	11
Tabel 3. Statistik Deskriptif Nilai Tukar Rupiah terhadap USD .....	15
Tabel 4. Data Aktual Kurs Jual untuk Data Training.....	16
Tabel 5. Data Aktual Kurs Jual untuk Data Testing .....	16
Tabel 6. Interval Data Training .....	17
Tabel 7. Fuzzifikasi Data <i>Training</i> .....	18
Tabel 8. FLR Data Training .....	19
Tabel 9. FLRG Data Training.....	19
Tabel 10. Matriks Probabilitas Transisi Markov Data Training.....	20
Tabel 11. Hasil Peramalan Awal Data Training .....	21
Tabel 12. Nilai Penyesuaian Kecenderungan Hasil Peramalan Data Training .....	21
Tabel 13. Hasil Peramalan Akhir Data Training dengan Metode Average Based FTS- MC .....	22
Tabel 14. Hasil Peramalan Data Testing dengan Metode Average Based FTS-MC	23
Tabel 15. Percentage Change Data Training.....	24
Tabel 16. Partisi Interval Awal Data Training .....	25
Tabel 17. Interval Fuzzy Data Training.....	26
Tabel 18. Fuzzifikasi Percentage Change Data Training.....	27
Tabel 19. FLR Data Training.....	27
Tabel 20. Prediksi Percentage Change Data Training.....	27
Tabel 21. Defuzzifikasi Data Training .....	28
Tabel 22. Hasil Peramalan Data <i>Training</i> dengan Metode FTS <i>Saxena Easo</i> .....	28
Tabel 23. Hasil Peramalan Data Testing dengan Metode FTS <i>Saxena Easo</i> .....	29

**DAFTAR GAMBAR**

Nomor Urut	Halaman
Gambar 1. Plot Data Nilai Tukar Rupiah terhadap USD .....	15
Gambar 2. Perbandingan Hasil Peramalan Data Testing Metode Average Based FTS-MC dengan Metode FTS Saxena Easo .....	30

## DAFTAR LAMPIRAN

Nomor Urut	Halaman
Lampiran 1 Data Aktual Kurs Jual untuk Data Training .....	35
Lampiran 2 Data Aktual Kurs Jual untuk Data Testing.....	38
Lampiran 3 Interval Data Training .....	40
Lampiran 4 Fuzzifikasi Data Training.....	42
Lampiran 5 FLR Data Training .....	45
Lampiran 6 FLRG Data Training .....	48
Lampiran 7 Matriks Probabilitas Transisi Markov Data Training.....	50
Lampiran 8 Hasil Peramalan Awal Data Training.....	54
Lampiran 9 Nilai Penyesuaian Kecenderungan Hasil Peramalan Data Training.....	57
Lampiran 10 Hasil Peramalan Akhir Data Training dengan Metode Average Based FTS-MC.....	60
Lampiran 11 Hasil Peramalan Data Testing dengan Metode Average Based FTS- MC.....	66
Lampiran 12 Percentage Change Data Training .....	69
Lampiran 13 Interval Fuzzy Data Training .....	75
Lampiran 14 Fuzzifikasi Percentage Change Data Training .....	76
Lampiran 15 FLR Data Training.....	79
Lampiran 16 Prediksi Percentage Change Data Training.....	82
Lampiran 17 Defuzzifikasi Data Training .....	83
Lampiran 18 Hasil Peramalan Data Training dengan Metode FTS Saxena Easo...	86
Lampiran 19 Hasil Peramalan Data Testing dengan Metode FTS Saxena Easo ....	89

## BAB I PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Nilai tukar atau kurs merupakan harga atau perbandingan nilai dari mata uang satu negara terhadap mata uang negara lainnya (Hidayah dan Sugiman, 2021). Proses transaksi internasional melibatkan banyak jenis mata uang yang berbeda-beda dari berbagai negara. Nilai tukar menjadi salah satu indikator penting untuk mengukur kondisi perekonomian suatu negara. Dalam pertumbuhan ekonomi global saat ini, nilai tukar terhadap mata uang asing berperan besar dalam stabilitas dan kegiatan perekonomian dunia seperti investasi dan perdagangan. Pergerakannya berpengaruh terhadap berbagai aspek ekonomi termasuk pada ekspor, impor, investasi asing maupun inflasi.

Nilai tukar rupiah terhadap mata uang asing di Indonesia sangat diperhatikan khususnya terhadap dolar Amerika Serikat (USD) yang merupakan mata uang acuan global. Nilai tukar rupiah bersifat fluktuatif dan sulit untuk diprediksi karena ditentukan oleh mekanisme pasar. Sifat yang tidak stabil dan sering berubah ini menimbulkan kekhawatiran bagi para pelaku pasar keuangan untuk melakukan pengambilan keputusan. Maka, untuk mencegah dampak yang akan ditimbulkan dari perubahan ini dapat dilakukan peramalan nilai tukar rupiah di masa yang akan datang untuk membantu dalam penentuan kebijakan yang tepat.

Peramalan merupakan kegiatan dalam memprediksi suatu kejadian di masa mendatang berdasarkan data di masa lalu untuk mempersiapkan tindakan yang akan diambil kedepannya. Peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan berbagai metode dengan tingkat keakuratan yang berbeda-beda salah satunya yaitu metode *Fuzzy Time Series* (FTS). Metode FTS diusulkan oleh Song dan Chissom (1993) merupakan konsep peramalan dengan menggunakan logika *fuzzy* sebagai dasarnya. Metode ini baik digunakan untuk meramalkan data yang fluktuatif atau perubahannya tidak menentu. Metode FTS dapat digunakan untuk meramalkan masalah dengan data deret waktu yang disajikan dalam nilai-nilai linguistik (Hidayah dan Sugiman, 2021). Nilai linguistik merupakan nilai yang tidak disajikan dalam bentuk angka atau numerik tetapi dengan huruf atau kata-kata (Andayani, 2015).

Metode *Average Based FTS Markov Chain* merupakan pengembangan dari metode FTS. Metode ini menggabungkan antara metode *Average Based FTS* dengan konsep *Markov Chain* untuk mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik. Prinsip-prinsip dasar dari konsep *Markov Chain* kemudian dikombinasikan dengan metode *Average Based FTS* yang menerapkan penentuan interval berbasis rata-rata dalam peramalannya (Hidayati dkk, 2022). Selain metode *Average Based FTS Markov Chain*, Metode FTS *Saxena Easo* juga merupakan salah satu pengembangan dari metode FTS yang pertama kali diperkenalkan oleh Stevenson dan Potter (2009). Kemudian, metode ini dimodifikasi oleh Saxena dan Easo (2012) dalam penentuan interval *fuzzy* berdasarkan pembagian frekuensi. Modifikasi ini membagi jumlah frekuensi dari masing-masing interval awal menjadi beberapa sub-

interval. Metode FTS *Saxena Easo* melakukan peramalan dengan mengubah data aktual menjadi persentase perubahan (Udin dan Jatipaningrum, 2020).

Penelitian sebelumnya telah dilakukan terkait penggunaan metode FTS dalam peramalan seperti yang dilakukan oleh Witono, Tursina dan Srimurdianti (2022) tentang peramalan harga emas menggunakan metode FTS *Saxena Easo* dan FTS Chen Hsu. Hasilnya menunjukkan bahwa FTS *Saxena Easo* lebih akurat dalam peramalan. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Nurfazriani dan Hamzah (2022) tentang perbandingan metode FTS Chen dan *Markov Chain* pada data inflasi di Indonesia. Berdasarkan hasil penelitian ditunjukkan bahwa FTS *Markov Chain* lebih akurat. Kemudian, penelitian yang berkaitan dengan metode *Average Based FTS Markov Chain* pada data inflasi di Indonesia telah dilakukan oleh Hidayati, Haris dan Utami pada tahun 2022.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa metode FTS *Saxena Easo* dan *Average Based FTS Markov Chain*, keduanya menghasilkan nilai ramalan dengan tingkat keakuratan yang tinggi. Kedua metode ini yang merupakan pengembangan dari metode FTS itu sendiri juga baik digunakan dalam peramalan untuk data yang fluktuatif. Berdasarkan uraian diatas, maka pada penelitian ini penulis ingin melakukan perbandingan hasil peramalan dari kedua metode tersebut yang difokuskan pada data nilai tukar rupiah dengan mengangkat judul “Perbandingan Tingkat Akurasi Peramalan dengan Metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* dan Metode *Fuzzy Time Series Saxena Easo* (Studi Kasus: Nilai Tukar Rupiah terhadap Dolar Amerika Serikat)”.

## 1.2 Tujuan dan Manfaat

Tujuan dilakukannya penelitian ini adalah:

1. Memperoleh peramalan *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* dan metode *Fuzzy Time Series Saxena Easo* untuk data nilai tukar rupiah terhadap dolar Amerika Serikat.
2. Memperoleh perbandingan tingkat akurasi dari hasil peramalan metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* dan metode *Fuzzy Time Series Saxena Easo*.

Manfaat yang ingin dicapai penelitian ini antara lain:

1. Mengetahui kemampuan metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* dan metode *Fuzzy Time Series Saxena Easo* dalam meramalkan nilai tukar rupiah.
2. Meningkatkan pengetahuan serta wawasan bagi pembaca dan penulis tentang peramalan menggunakan metode *Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain* dan metode *Fuzzy Time Series Saxena Easo*.
3. Memberikan salah satu model peramalan terhadap nilai tukar rupiah bagi pelaku pasar keuangan untuk menentukan strategi dalam melakukan transaksi.

### 1.3 Batasan Masalah

Batasan permasalahan dalam penelitian ini yaitu:

1. Data yang digunakan adalah data nilai tukar rupiah terhadap USD dari tanggal 26 April 2023 hingga 26 April 2024, dimana data dibagi menjadi dua yaitu 70% untuk proses Data *Training* dan 30% untuk proses Data *Testing*.
2. Nilai  $D_1$  dan  $D_2$  untuk metode *Average Based FTS Markov Chain* yang digunakan peneliti dalam penelitian ini adalah sebesar 5.16 dan 4.27
3. Akurasi hasil peramalan dihitung menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Root Mean Square Error* (RMSE).

### 1.4 Landasan Teori

#### 1.4.1 Peramalan

Peramalan atau *forecasting* merupakan kegiatan yang dilakukan untuk memprediksi kejadian besar maupun runtun waktu yang akan datang di kemudian hari. Ini diperoleh berdasarkan hasil data melalui pengujian data historis atau keadaan di masa lalu sehingga dapat digunakan untuk mempersiapkan tindakan untuk kedepannya (Jamila dkk, 2021). Peramalan penting bagi para pelaku pasar keuangan karena dapat memberikan gambaran mengenai kejadian di masa mendatang. Ini akan sangat membantu jalannya proses penentuan strategi dan tujuan yang akan dicapai serta membantu meminimalisir kesalahan dan kerugian dalam transaksi keuangan.

Peramalan menurut Rukhansa dkk (2016), digunakan dalam proses pengambilan keputusan karena dapat memberikan dasar perencanaan yang berguna untuk meningkatkan keuntungan dan mencegah kerugian. Peramalan dibagi ke dalam dua metode yaitu metode kualitatif dan kuantitatif. Metode peramalan secara kualitatif yaitu pendapat para ahli menjadi pertimbangan dalam pengambilan keputusan sebagai hasil peramalan yang telah dilakukan. Sedangkan, metode peramalan secara kuantitatif yaitu metode peramalan dengan analisis variabel yang akan diperkirakan dengan variabel waktu atau hubungan deret waktu. Menurut Makridakis dkk (1999), metode kuantitatif lebih efektif dibandingkan dengan metode kualitatif karena menggunakan data pada masa lalu (Hidayati dkk, 2022).

Peramalan dalam hubungannya dengan horizon waktu terbagi atas tiga kategori yaitu:

1. Ramalan jangka pendek (*short-range forecast*) merupakan peramalan untuk memprediksi nilai masa depan dalam jangka waktu yang pendek dan memperhatikan data harian.
2. Ramalan jangka menengah (*medium range*) merupakan peramalan untuk memprediksi nilai masa depan dalam jangka waktu sampai satu tahun.
3. Ramalan jangka panjang (*long-range forecast*) merupakan peramalan untuk memprediksi nilai masa depan dengan periode yang lebih dari satu atau dua tahun.

Dalam melakukan peramalan terdapat beberapa hal yang perlu dipertimbangkan yaitu (Sudarismiati dan Sari, 2016):

1. Peramalan pasti mengandung kesalahan karena peramal hanya bisa mengurangi ketidakpastian yang akan terjadi namun tidak dapat menghilangkannya.
2. Peramalan seharusnya memberi informasi mengenai berapa ukuran kesalahan.
3. Peramalan jangka pendek lebih akurat dibandingkan dengan peramalan jangka panjang.

#### **1.4.2 Data Deret Waktu**

Menurut Wooldridge (2013), data deret waktu merupakan data yang dikumpulkan dari hasil pengamatan satu atau beberapa variabel waktu dimana kejadian di masa depan dipengaruhi oleh kejadian di masa lalu. Oleh sebab itu, dimensi waktu menjadi faktor penting dalam analisis data deret waktu. Terdapat empat macam pola data deret waktu yaitu sebagai berikut (Ramadhani dkk, 2019).

1. Pola Data Horizontal merupakan data observasi yang berubah-ubah di sekitar nilai rata-rata konstan. Misalnya, penjualan bulanan suatu produk tidak meningkat atau menurun secara konsisten pada satu waktu.
2. Pola data musiman merupakan data observasi yang dipengaruhi oleh musiman, ditandai dengan adanya pola perubahan berulang dari tahun, bulanan maupun hari tertentu. Misalnya, pola data pembelian produk minuman ringan.
3. Pola data *trend* merupakan data observasi naik atau turun pada jangka panjang. Misalnya, data penjualan banyak perusahaan, GNP dan indikator ekonomi lain.
4. Pola data siklus merupakan data observasi yang mengalami fluktuasi bergelombang di sekitar garis *trend* pada periode waktu panjang. Misalnya, data penjualan mobil.

#### **1.4.3 Logika Fuzzy**

Logika *fuzzy* merupakan konsep dasar dari FTS yang pertama kali diperkenalkan oleh Lotfi A. Zadeh pada tahun 1965 pada karyanya yang berjudul "*Fuzzy Sets*". Dalam logika klasik, segala sesuatu bersifat biner dengan penalaran hanya akan menghasilkan dua kemungkinan yaitu benar atau salah. Ini dapat mempunyai nilai keanggotaan 0 atau 1. Berbeda halnya dalam logika *fuzzy*, nilai keanggotaan bisa berada diantara 0 atau 1. Daerah diantara 0 dan 1 inilah yang dikenal dengan *fuzzy* atau tersamar. Pada logika *fuzzy* ini penalaran bisa saja menghasilkan keputusan yang mempunyai dua nilai secara bersamaan seperti benar dan salah. Namun, besar nilainya tergantung pada bobot keanggotaan yang dimiliki (Irawan dan Herviana, 2018).

Ada beberapa alasan yang menyebabkan penggunaan logika *fuzzy* dalam pengambilan suatu keputusan yaitu sebagai berikut (Yunita, 2016).

1. Konsep logika *fuzzy* mudah dimengerti, karena konsep matematis yang mendasari logika ini menggunakan dasar teori himpunan yang cukup mudah untuk dimengerti.
2. Logika *fuzzy* sangat fleksibel, karena logika ini mampu beradaptasi dengan ketidakpastian yang menyertai permasalahan.
3. Logika *fuzzy* memiliki toleransi terhadap data yang tidak tepat, misalnya dalam data yang cukup homogen terdapat data yang eksklusif, maka logika *fuzzy* ini dapat menangani data tersebut.
4. Logika *fuzzy* mampu memodelkan fungsi non-linear yang sangat kompleks.
5. Logika *fuzzy* didasarkan pada bahasa alami, karena ini menggunakan bahasa sehari-hari.

#### 1.4.4 Himpunan *Fuzzy*

Himpunan *fuzzy* (samar) yang diperkenalkan oleh L.A. Zadeh pada tahun 1965 merupakan himpunan yang digunakan untuk mengatasi kekakuan dari himpunan *crisp* (tegas). Himpunan *crisp* terdiri atas dua kemungkinan yaitu satu (1) yang artinya bahwa suatu unsur merupakan bagian dari himpunan atau nol (0) yang artinya bahwa suatu unsur bukan merupakan bagian dari himpunan. Sebaliknya, pada himpunan *fuzzy* mengizinkan penilaian bertahap dari keanggotaan elemen-elemen di dalam himpunan. Sehingga, himpunan *fuzzy* ini memiliki rentang nilai antara 0 sampai 1 dimana besar eksistensinya dalam himpunan dapat dilihat pada nilai keanggotaannya. Himpunan *fuzzy* memiliki dua atribut yaitu:

1. Linguistik, merupakan penamaan suatu grup untuk mewakili kondisi tertentu menggunakan bahasa alami.
2. Numeris, merupakan nilai angka yang menunjukkan nilai suatu variabel.

Himpunan *fuzzy* merupakan himpunan dengan batas yang samar. Himpunan *fuzzy* ini menyatakan variabel linguistik dengan derajat keanggotaan yang disederhanakan diantara nilai 0, 0.5 dan 1 menggunakan persamaan:

$$\mu_{A_i(u_m)} = \begin{cases} 1 & ; i = m \\ 0.5 & ; m = i - 1 \text{ atau } i = m - 1 \\ 0 & ; \text{lainnya} \end{cases} \quad (1)$$

Apabila  $U$  adalah himpunan semesta sedemikian sehingga  $U = \{u_1, u_2, \dots, u_m\}$  maka himpunan *fuzzy* variabel linguistik  $A_i$  dari  $U$  didefinisikan sebagai berikut.

$$A_i = \sum_{m=1}^m \frac{\mu_{A_i(u_m)}}{u_m} \quad (2)$$

dengan  $\mu_{A_i(u_m)}$  merupakan derajat keanggotaan dari  $u_m$  ke  $A_i$  (Safitri, 2022).

#### 1.4.5 *Fuzzy Time Series*

*Fuzzy Time Series* (FTS) merupakan konsep yang pertama kali diperkenalkan oleh Song dan Chissom (1993). Ini didasari pada teori himpunan *fuzzy* dan konsep variabel linguistik serta aplikasinya oleh Zadeh (1965). FTS digunakan untuk melakukan peramalan data historis dengan nilai-nilai linguistik. Kelebihan dari

metode FTS ini yaitu tidak membutuhkan asumsi kestasioneran seperti pada metode peramalan konvensional. Perbedaan utama antara metode *time series* konvensional dan FTS adalah pada nilai yang digunakan untuk peramalan (Ramadhani dkk, 2019).

Adapun komponen-komponen yang perlu diperhatikan dalam sistem *fuzzy* yaitu sebagai berikut (Hidayat dan Gernowo, 2015).

1. Variabel *fuzzy*, yaitu variabel yang hendak dibahas dalam suatu sistem *fuzzy*.
2. Himpunan *fuzzy*, yaitu suatu grup yang mewakili kondisi atau keadaan tertentu dalam suatu variabel *fuzzy*.
3. Semesta pembicaraan, yaitu keseluruhan nilai yang boleh untuk dioperasikan dalam suatu variabel *fuzzy*.
4. Domain, yaitu keseluruhan nilai yang diizinkan dalam semesta pembicaraan dan boleh dioperasikan di himpunan *fuzzy*.

#### 1.4.6 Average Based Fuzzy Time Series Markov Chain

Metode *Fuzzy Time Series Markov Chain* (FTS-MC) pertama kali diperkenalkan oleh Tsaur pada tahun 2012. Dalam penelitiannya, ia menggabungkan metode FTS dengan konsep rantai markov untuk meningkatkan akurasi peramalan nilai tukar mata uang Taiwan terhadap USD. Kombinasi ini bertujuan untuk memperoleh probabilitas terbesar menggunakan matriks probabilitas transisi. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode FTS-MC ini menghasilkan akurasi yang sangat baik. Konsep rantai markov menjelaskan bahwa kejadian pada masa depan hanya bergantung pada kejadian hari ini kemudian diinduksikan ke dalam tahapan defuzzifikasi dalam metode FTS. Defuzzifikasi inilah yang merupakan tahapan peramalan berdasarkan *Fuzzy Logical Relationship Groups* (FLRG) dimana berlaku hubungan antara nilai yang akan diramal dan data yang digunakan untuk memperoleh nilai peramalan tersebut (Hidayati dkk, 2022).

*Average Based* FTS-MC merupakan pengembangan dari metode FTS-MC dengan menambahkan konsep *average based*. Panjang interval dianggap sangat berpengaruh dalam pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) yang mempengaruhi hasil akhir peramalan. Sehingga, pada pengembangan ini ditambahkan metode *average based* untuk menentukan panjang interval berbasis rata-rata agar menghasilkan peramalan yang lebih baik. Metode *Average Based* FTS-MC ini menggabungkan keuntungan dari FLR yang mengelompokkan data untuk mengurangi efek nilai berfluktuasi, penentuan interval efektif dengan *average based* serta keuntungan konsep rantai markov yang menentukan transisi dengan nilai probabilitas tertinggi. Adapun langkah-langkah metode *Average Based* FTS-MC yaitu sebagai berikut.

1. Mendefinisikan himpunan semesta  $U$  dengan memperhitungkan ketidakpastian atau variasi dalam data dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$U = D_{min} - D_1, D_{max} + D_2 \quad (3)$$

Keterangan:

$D_{min}$  = data terkecil

$D_{max}$  = data terbesar  
 $D_1$  dan  $D_2$  = bilangan positif

2. Penentuan interval dengan menghitung jumlah partisi tiap interval berdasarkan rata-rata dengan metode *average based*. Proses penentuan interval dapat dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut.

- Menghitung semua selisih nilai absolut  $A_{i+1}$  dan  $A_i (i = 1, \dots, n - 1)$  sehingga diperoleh rata-rata dari selisih nilai absolut dengan menggunakan persamaan:

$$Mean = \frac{\sum_{i=1}^n |D_t - D_{t-1}|}{n - 1} \quad (4)$$

dengan  $D_t$  dan  $D_{t-1}$  adalah data ke  $t$  dan data ke  $t - 1$  serta  $n$  adalah banyak data.

- Menghitung setengah dari rata-rata selisih nilai absolut menjadi panjang interval dengan menggunakan persamaan:

$$L = \frac{Mean}{2} \quad (5)$$

dengan  $L$  adalah panjang interval.

- Menentukan panjang interval sesuai basis intervalnya dengan hasil panjang interval ini dibulatkan sesuai panjang jangkauan dan basisnya. Basis dari panjang interval dapat ditentukan sesuai dengan tabulasi basis yang ditunjukkan pada tabel berikut (Al-adawiyah dkk, 2022).

**Tabel 1.** Basis Interval

Jangkauan	Basis
0.1 – 1.0	0.1
1.1 – 10	1
11 – 100	10
101 – 1000	100

- Menentukan jumlah interval *fuzzy* dengan menggunakan persamaan:

$$B = \frac{[(D_{max} + D_2) - (D_{min} - D_1)]}{L} \quad (6)$$

dengan  $B$  merupakan jumlah interval dan  $L$  merupakan panjang interval.

- Kemudian, himpunan semesta  $U$  dipartisi menjadi  $B$  interval dan panjang interval  $L$ , dengan tiap interval diperoleh menggunakan persamaan:

$$u_1 = [D_{min} - D_1, D_{min} - D_1 + L]$$

$$u_2 = [D_{min} - D_1 + L, D_{min} - D_1 + 2L]$$

...

$$u_B = [D_{min} - D_1 + (B - 1)L, D_{min} - D_1 + BL] \quad (7)$$

3. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* untuk mengetahui nilai keanggotaan pada setiap himpunan *fuzzy*.

4. Fuzzifikasi data untuk mengubah variabel numerik menjadi linguistik menggunakan nilai keanggotaan himpunan *fuzzy*. Ini dilakukan dalam basis himpunan *fuzzy* dengan mengelompokkan data ke dalam himpunan *fuzzy*  $A_i$  sesuai interval yang telah diperoleh agar dapat ditentukan derajat keanggotaannya.
5. Membentuk *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG). FLR ditentukan sesuai hubungan antar urutan setiap data dengan data selanjutnya sedangkan FLRG ditentukan berdasarkan pengelompokkan hubungan antar *state* yang sama. FLRG bertujuan untuk mengeliminasi FLR yang berulang dengan menggabungkan FLR dari sisi kiri menjadi satu kelompok.
6. Menghitung matrik probabilitas transisi dengan menggunakan FLRG. Matrik probabilitas transisi markov berdimensi  $p \times p$ , dengan  $p$  adalah jumlah keseluruhan dari himpunan fuzzy. Probabilitas transisi *state* dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan:

$$P_{ij} = \frac{r_{ij}}{r_i} \quad (8)$$

dengan  $P_{ij}$  merupakan probabilitas transisi dari *state*  $A_i$  ke  $A_j$ ,  $r_{ij}$  merupakan jumlah transisi *state*  $A_i$  ke  $A_j$  dan  $r_i$  merupakan jumlah data pada  $A_i$ . Kemudian, matriks pembobot transisi  $P$  yaitu sebagai berikut.

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1p} \\ \vdots & \cdots & \ddots & \vdots \\ P_{p1} & \cdots & \cdots & P_{pp} \end{bmatrix} \quad (9)$$

7. Menghitung nilai peramalan awal berdasarkan FLR, FLRG dan matriks probabilitas transisi yang telah diperoleh. Peramalan awal  $F_t$  dengan  $t = 1, 2, 3, \dots, n$  dapat ditentukan dengan beberapa aturan yaitu sebagai berikut (Safitri, 2022).
  - Aturan 1: Jika FLRG dari  $A_i$  kosong ( $A_i \rightarrow \emptyset$ ), maka hasil peramalannya adalah

$$F(t) = m_i \quad (10)$$

dengan  $m_i$  merupakan nilai tengah dari  $u_i$ .

- Aturan 2: Jika FLRG dari  $A_i$  *one-to-one* ( $A_i \rightarrow A_k$ ) dengan  $P_{ij} = 0$ ,  $P_{ik} = 1$  dan  $j \neq k$ , maka hasil peramalannya adalah

$$F(t) = m_k \quad (11)$$

dengan  $m_k$  merupakan nilai tengah dari  $u_k$ .

- Aturan 3: Jika FLRG dari  $A_i$  *one-to-many* ( $A_r \rightarrow A_1, A_2, \dots, A_q$ ) dengan periode data  $(t - 1)$  pada  $A_r$ , maka hasil peramalan adalah

$$F(t) = m_1 P_{r1} + \cdots + m_{r-1} P_{r,r-1} + D(t-1) P_{rr} + m_{r+1} P_{r,r+1} + \cdots + m_q P_{rq} \quad (12)$$

dengan  $m_q$  adalah nilai tengah dari  $u_q$ ,  $P_{rq}$  merupakan probabilitas transisi  $r$  ke  $q$  dan  $D(t - 1)$  merupakan nilai aktual pada periode  $t - 1$ .

8. Menyesuaikan kecenderungan nilai peramalan untuk memperbaiki *error* atau memperkecil kesalahan peramalan. Dalam melakukan penyesuaian untuk meninjau kembali kesalahan dari peramalan digunakan beberapa aturan yaitu sebagai berikut.

- Aturan 1: Jika  $A_i \rightarrow A_{i+s}$  dan terjadi perpindahan transisi naik ke *state*  $A_{i+s}$  dengan  $1 \leq s \leq n - i$ , maka nilai penyesuaian  $K_t$  diperoleh dengan persamaan:

$$K_t = \left(\frac{L}{2}\right)s \quad (13)$$

dengan  $s$  merupakan banyaknya perpindahan transisi naik.

- Aturan 2: Jika  $A_i \rightarrow A_{i-v}$  dan terjadi perpindahan transisi menurun ke *state*  $A_{i-v}$  dengan  $1 \leq v \leq i - 1$ , maka nilai penyesuaian  $K_t$  diperoleh dengan persamaan:

$$K_t = -\left(\frac{L}{2}\right)v \quad (14)$$

dengan  $v$  merupakan banyaknya perpindahan transisi menurun.

9. Menghitung nilai peramalan akhir dari kecenderungan nilai peramalan yang telah disesuaikan. Apabila FLR dari himpunan *fuzzy*  $A_i$  merupakan suku banyak dan *state*  $A_{i+1}$  diperoleh dari  $A_i$  dengan *state*  $A_i$  tidak berkaitan langsung dengan  $A_i$  maka peramalannya dihitung menggunakan persamaan berikut.

$$F'(t) = F(t) + K_t \quad (15)$$

#### 1.4.7 Fuzzy Time Series Saxena Easo

Metode FTS *Saxena Easo* pertama kali diperkenalkan oleh Meredith Stevenson dan John E. Porter (2009) yang memodifikasi metode FTS. Modifikasinya terletak pada penentuan himpunan semesta yang diubah menjadi bentuk persentase perubahan. Kemudian, ini dimodifikasi kembali oleh Saxena dan Easo (2012) dalam penentuan interval *fuzzy* berdasarkan pembagian frekuensi masing-masing interval awal menjadi sub-interval (Udin dan Jatipaningrum, 2020). Adapun langkah-langkah metode FTS *Saxena Easo* ini yaitu sebagai berikut (Ramadhani dkk, 2019).

1. Menghitung persentase perubahan (*percentage change*) dari data historis. Adapun persamaan yang digunakan dalam menentukan nilai *percentage change* ini yaitu sebagai berikut.

$$perc. change = \left(\frac{D_t - D_{t-1}}{D_{t-1}}\right) \times 100\% \quad (16)$$

Keterangan:

$D_t$  = data aktual ke  $t$  dengan  $t = 2, 3, \dots, n$

$D_{t-1}$  = data aktual ke  $t - 1$  dengan  $t = 2, 3, \dots, n$

2. Mengidentifikasi himpunan semesta  $U$  dari *percentage change* data dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$U = (PC_{min}, PC_{max}) \quad (17)$$

Keterangan:

$PC_{min}$  = nilai *percentage change* terkecil  
 $PC_{max}$  = nilai *percentage change* terbesar

3. Menentukan interval awal dengan membagi himpunan  $U$  menjadi beberapa interval yang sama panjang. Dalam pembagian interval ini digunakan metode Sturges yaitu sebagai berikut.

- Menentukan jumlah interval ( $B$ ) dengan menggunakan persamaan:

$$B = 1 + 3,3 \log(n) \quad (18)$$

dengan  $n$  adalah jumlah data.

- Menentukan *range* ( $R$ ) atau jarak antara *percentage change* terbesar dan terkecil dengan menggunakan persamaan:

$$R = PC_{max} - PC_{min} \quad (19)$$

dengan  $PC_{max}$  adalah nilai *percentage change* terbesar sedangkan  $PC_{min}$  adalah nilai *percentage change* terkecil.

- Menentukan panjang interval ( $L$ ) dengan menggunakan persamaan:

$$L = \frac{R}{B} \quad (20)$$

dengan  $R$  adalah *range* dan  $B$  adalah jumlah interval.

4. Menentukan interval *fuzzy* dengan membagi masing-masing interval awal berdasarkan jumlah frekuensinya menjadi beberapa sub-interval. Masing-masing sub-interval ini diberikan nilai linguistik kemudian dihitung nilai tengahnya.

5. Mendefinisikan himpunan *fuzzy* untuk mengetahui nilai keanggotaan pada setiap himpunan *fuzzy*.

6. Fuzzifikasi *percentage change* data dengan cara mendefinisikan fungsi keanggotaan himpunan *fuzzy* terhadap  $A_i$  dimana pada proses ini terjadi perubahan dari nilai numerik menjadi linguistik.

7. Pembentukan *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dengan menghubungkan nilai fuzzifikasi suatu data dengan data selanjutnya.

8. Defuzzifikasi data yang merupakan tahap kebalikan dari tahap fuzzifikasi. Dari himpunan *fuzzy* dalam range tertentu dapat diambil suatu nilai tegas (*crisp*). Dalam proses ini, dilakukan perhitungan nilai prediksi *percentage change* yang diperoleh menggunakan rumus fungsi keanggotaan triangular dan dirumuskan dengan persamaan sebagai berikut (Ardella dkk, 2021).

$$t_m = \begin{cases} \frac{1 + 0.5}{\frac{1}{a_1} + \frac{0.5}{a_2}}, & \text{jika } m = 1 \\ \frac{0.5 + 1 + 0.5}{\frac{0.5}{a_{m-1}} + \frac{1}{a_m} + \frac{0.5}{a_{m+1}}}, & \text{jika } 2 \leq m \leq g - 1 \\ \frac{0.5 + 1}{\frac{0.5}{a_{g-1}} + \frac{1}{a_g}}, & \text{jika } m = g \end{cases} \quad (21)$$

Keterangan:

$t_m$  = prediksi *percentage change* untuk waktu ke  $t$  dan sub-interval  $m$  dengan  $m = 1, 2, \dots, g$

$a_{m-1}, a_m, a_{m+1}$  = titik tengah sub-interval  $u_{m-1}, u_m, u_{m+1}$

9. Langkah yang terakhir adalah menghitung nilai peramalan berdasarkan hasil prediksi *percentage change* dengan menggunakan persamaan sebagai berikut.

$$F(t) = \left( \frac{t_m}{100} \times D_{t-1} \right) + D_{t-1} \quad (22)$$

Keterangan:

$F(t)$  = nilai peramalan data

$D_{t-1}$  = data aktual waktu ke  $t - 1$  dengan  $t = 2, 3, \dots, n$

$t_m$  = nilai prediksi *percentage change*

#### 1.4.8 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Ukuran untuk mengevaluasi metode peramalan dengan membandingkan nilai hasil peramalan dengan data aktual disebut Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAPE menunjukkan seberapa baik kinerja dari suatu model peramalan. Semakin kecil nilai MAPE maka semakin baik pula model tersebut. Nilai MAPE ini dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan berikut.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{D_i - \widehat{D}_i}{D_i} \right| \times 100 \% \quad (23)$$

dengan  $n$  merupakan banyaknya data peramalan,  $D_i$  merupakan data aktual pada periode ke- $i$  dan  $\widehat{D}_i$  merupakan nilai hasil peramalan pada data ke- $i$  (Udin dan Jatipaningrum, 2020). Lewis (1982) mengembangkan skala yang digunakan untuk menilai akurasi suatu model peramalan berdasarkan nilai MAPE yaitu sebagai berikut (Hidayati dkk, 2022).

**Tabel 2.** Kriteria Peramalan Berdasarkan Nilai MAPE

Nilai MAPE	Kriteria Peramalan
< 10%	Sangat Baik
11 – 20%	Baik
21 – 50%	Cukup Baik
> 51%	Buruk

#### 1.4.9 Root Mean Square Error (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan ukuran yang digunakan untuk mengukur akurasi hasil peramalan. Nilai RMSE menunjukkan perbedaan antara nilai prediksi dari model peramalan dengan nilai aktual dalam data peramalan. RMSE ini menghitung keakuratan hasil peramalan menggunakan data historis. Model peramalan dianggap semakin akurat apabila nilai RMSE semakin kecil. Adapun rumus yang digunakan untuk menghitung nilai RMSE yaitu sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (D_i - \widehat{D}_i)^2} \quad (24)$$

dengan  $n$  merupakan banyaknya data peramalan,  $D_i$  merupakan data aktual pada periode ke- $i$  dan  $\widehat{D}_i$  merupakan nilai hasil peramalan pada data ke- $i$  (Sugiyanto dan Hapsari, 2016).

#### 1.4.10 Nilai Tukar Rupiah

Nilai tukar (kurs) menjadi salah satu indikator penting yang digunakan untuk mengukur stabilitas ekonomi suatu negara. Nilai tukar dapat didefinisikan sebagai perbandingan harga sebuah mata uang yang dinyatakan dalam mata uang lainnya. Nilai tukar dapat mengalami dua jenis perubahan yaitu depresiasi dan apresiasi. Depresiasi merupakan kondisi melemahnya nilai tukar sebaliknya apresiasi merupakan kondisi menguatnya nilai tukar. Ada dua jenis nilai tukar yang digunakan yaitu (Sinaga dkk, 2017):

1. Kurs beli, merupakan nilai tukar yang digunakan untuk menukarkan mata uang asing dengan mata uang negara asal.
2. Kurs jual, merupakan nilai tukar yang digunakan untuk menukarkan mata uang negara asal dengan mata uang asing.

Kekuatan ekonomi suatu negara dapat dilihat dari nilai tukar dimana kondisi ekonomi dapat dikatakan baik apabila pergerakan nilai tukarnya stabil. Pergerakan naik turunnya nilai tukar ini sangat diperhatikan oleh para pelaku pasar keuangan seperti investor, importir dan eksportir. Ini disebabkan karena apabila nilai tukar melemah akan memberikan banyak dampak buruk bagi perekonomian di negara tersebut misalnya barang-barang impor menjadi lebih mahal dan kenaikan harga barang di dalam negeri. Karena pentingnya peranan dari nilai tukar inilah yang menyebabkan setiap negara melakukan berbagai upaya untuk menstabilkan posisi nilai tukar dari mata uangnya masing-masing.

Nilai tukar rupiah sangat berpengaruh terhadap perekonomian di Indonesia khususnya terhadap USD sebagai mata uang acuan di dunia. Mata uang USD memainkan peranan penting dalam perdagangan internasional karena umumnya kegiatan perdagangan menggunakan mata uang tersebut. Sejak 1997, Indonesia menerapkan sistem nilai tukar mengambang bebas. Nilai tukar tidak ditentukan oleh bank sentral tetapi oleh mekanisme pasar sehingga dapat berubah setiap saat (fluktuasi). Ketidakstabilan nilai kurs cenderung mengganggu aktivitas perdagangan internasional dan menimbulkan kerugian ekonomi. Sehingga, untuk melihat pergerakan dari nilai tukar dan untuk menentukan tindakan yang tepat dalam menghadapi masalah tersebut penting untuk dilakukan peramalan terhadap nilai tukar ini. Dengan demikian, para pelaku pasar keuangan dapat membuat perencanaan keuangan yang strategis untuk menghasilkan keuntungan dan meminimalisir terjadinya resiko (Amelia dan Fitri, 2022).

## BAB II METODE PENELITIAN

### 2.1 Sumber Data

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data sekunder yaitu data nilai tukar rupiah yang diperoleh secara online dari situs web Bank Indonesia dan dapat diakses melalui <https://www.bi.go.id/>. Data tersebut merupakan data harian kurs jual dengan periode yang digunakan dalam penelitian diambil dari tanggal 26 April 2023 hingga 26 April 2024. Data yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 238 data dan tidak termasuk hari libur. Berdasarkan data tersebut diharapkan dapat meramalkan nilai tukar rupiah terhadap USD untuk empat periode setelahnya yaitu pada tanggal 29-30 April 2024 dan 2-3 Mei 2024.

### 2.2 Tahapan Penelitian

Dalam melakukan peramalan dengan menggunakan metode FTS *Saxena Easo* dan *Average Based FTS-MC*, ada dua tahapan analisis yang dilakukan yaitu data *training* dan data *testing*. Data yang digunakan dalam data *training* adalah sebesar 70% dari keseluruhan data yaitu dari tanggal 26 April 2023 – 2 Januari 2024. Kemudian, data yang digunakan dalam data *testing* adalah 30% dari keseluruhan data yaitu dari tanggal 3 Januari 2024 – 26 April 2024. Adapun langkah-langkah analisis data yang digunakan dalam penelitian untuk metode *Average Based FTS Markov Chain* yaitu sebagai berikut.

1. Menginput data yang akan digunakan pada proses data *training* untuk data nilai tukar rupiah terhadap USD yaitu periode 26 April 2023 – 2 Januari 2024.
  2. Melakukan pembentukan himpunan semesta  $U$  menggunakan data aktual.
  3. Menentukan interval dengan menggunakan metode *average based*.
  4. Mendefinisikan himpunan *fuzzy*.
  5. Fuzzifikasi data dengan mengubah variabel numerik menjadi linguistik menggunakan nilai keanggotaan himpunan *fuzzy*.
  6. Membentuk *Fuzzy Logical Relationship* (FLR) dan *Fuzzy Logical Relationship Group* (FLRG).
  7. Menyusun matriks probabilitas transisi.
  8. Menghitung nilai peramalan awal.
  9. Menyesuaikan kecenderungan nilai peramalan.
  10. Menghitung nilai peramalan akhir.
  11. Melakukan tahap pengujian atau validasi dengan menghitung akurasi nilai peramalan menggunakan MAPE dan RMSE.
  12. Mengulangi tahapan yang telah dilakukan pada data yang akan digunakan dalam proses data *testing* yaitu periode 3 Januari 2024 – 26 April 2024.
- Untuk langkah-langkah analisis data yang digunakan dalam penelitian pada metode FTS *Saxena Easo* yaitu sebagai berikut.
1. Menginput data yang akan digunakan pada proses data *training* untuk data nilai tukar rupiah terhadap USD yaitu periode 26 April 2023 – 2 Januari 2024.

2. Menghitung nilai persentase perubahan (*percentage change*)
3. Melakukan pembentukan himpunan semesta  $U$  menggunakan nilai *percentage change*.
4. Menentukan interval dengan menggunakan metode Sturges.
5. Menentukan interval *fuzzy* dengan membentuk sub-interval.
6. Mendefinisikan himpunan *fuzzy*.
7. Fuzzifikasi data dengan mengubah variabel numerik menjadi linguistik menggunakan nilai keanggotaan himpunan *fuzzy*.
8. Membentuk *Fuzzy Logical Relationship* (FLR).
9. Defuzzifikasi data dengan menggunakan nilai prediksi *percentage change*.
10. Menghitung nilai peramalan.
11. Melakukan tahap pengujian atau validasi dengan menghitung akurasi nilai peramalan menggunakan MAPE dan RMSE.
12. Mengulangi tahapan yang telah dilakukan pada data yang akan digunakan dalam proses data *testing* yaitu periode 3 Januari 2024 – 26 April 2024.